Size Function에 기반한 개선된 모양 표기자 구현

임헌선[†] · 안광일[††] · 안재형[†††]

요 약

본 논문에서는 사이즈 펑션을 이용하여 윤곽선으로 표현된 물체의 특징을 추출할 때 발생하는 에러를 줄이기 위해 방향에 따라 가중값을 달리하는 새로운 표본화 알고리즘을 제안했다. 특히 회전, 이동, 크기변환과 같은 변환에 대해서 불변성을 갖도록 설계했다. 특징값은 물체의 윤곽선을 사이즈 펑션 처리를 통해서 만들어진 행렬이고 이들간의 거리를 측정 비교함으로써 본 논문에서 제안한 방법이 효과적임을 보였다. 실험 결과 기존의 표본화 방법보다 제안한 표본화 방법을 사용했을 때 원본과 변형된 이미지 사이의 유클리디언 거리가 회전에 대해서 약 57% 크기변형에 대해서는 약 91% 개선되었다.

Implementation of Improved Shape Descriptor based on Size Function

Hun Sun Lim[†], Kwang Il Ahn[††] and Jae Hyeong Ahn[†††]

ABSTRACT

In this paper, we propose a algorithm that apply different weight-sampling values according to the directions of the contour to reduce errors that can arise in extracting the feature of an contoured object. Especially, it is designed to have invariant property under the circumstances like the rotation, transition and scaling. The output matrix of feature set is made through the size function of the proposed algorithm, and the euclidean distance between the output matrix and that of the original image is calculated. Experimental result shows that the proposed algorithm reduces the euclidean distance between the original image and the changed image-by 57% in rotation and by 91% in scaling.

1. 서 론

인공지능의 한 분야로써 시각에 의한 영상인식은 중요한 과제로 부각되고 있으며 2차원 영상내부에 있는 물체를 인식하는 문제는 영상인식 분야에서 가장 광범위하고 기본적으로 다루어지는 문제이다. 물체인식을 위해서는 물체의 모양을 표현하는 특징을 추출해야 하는데 2차원 공간에서의 물체의 모양은 구역, 경계선, 또는 폐곡선 등으로 나타난다. 특징추출은 전처리 과정에서 얻은 윤곽선, 결, 운동모습 등을 효과적인 표현방식에 의하여 다음 단계로 해야 할 정합, 분류, 인식 등에 이용하려는데 주목적이 있다.

2차원 물체의 윤곽선 정보에 기반하여 Freeman은 영상 내부의 물체의 모양을 방향에 따라 가중값을 두어 코드로 표시하는 방법인 체인코드를 제안했는데 현재까지도 관련 연구들이 계속되고 있다[1-4]. Cosgriff는 물체의 모양을 근사화 하는 방법으로 푸리에 표기자(Fourier Descriptor)를 이용한 방법을 제시했다[5]. 이는 물체의 임의의 한 점에서부터 푸리에급수를 사용하여 물체의 외형을 나타내는 곡선을 표현한 것이다. 체인코드와 푸리에 표기자는 2차원 평면내의 물체를 구성하는 윤곽선에서 어떤 시작점을 기준으로 물체의 이전 픽셀들과 이후 픽셀들과의 관계를 표시하는 방법들이다. 이외에도 7개의 불변 모멘트를 이용하여 물체의 회전, 이동, 크기변환 등의 변형에 불변하는 특성을 갖도록 하는 방법도

† 준회원, (주) 한솔텔레컴
†† 준회원, (주) 대신증권
††† 정회원, 충북대학교 전기전자공학부 교수

이용되고 있다[6]. 하지만 불변 모멘트 방법의 경우 2차원 영상내의 물체를 계산하기 위해서는 전체 영상의 데이터가 필요하기 때문에 계산 시간이 너무 많이 소요된다. 체인코드는 물체의 크기에 불변하는 특성을 가지기 위해서는 물체의 크기를 일정하게 만들어야 하는 복잡한 절차가 선행되어야 하는 단점이 있다.

이와는 다른 관점에서 두 개의 실수변수에 의해서 자연수 값을 산출하는 특별한 함수인 사이즈 평션은 Frosini에 의해서 소개되었으며 관련된 연구가 계속되고 있다[7-9]. 사이즈 평션은 물체의 모양이 변하는 점을 중요하게 다룬다. 본 논문에서는 사이즈 평션을 이용하여 각종 도구이미지를 입력으로 기존의 표본화 방법을 개선하여 보다 우수한 불변 특성을 가지도록 알고리즘을 제안하고 시스템을 구축하여 그 성능을 실험한다.

본 논문의 구성은 서론에 이어 2장에서는 사이즈 평션에 대한 기본개념을 이해하고 사이즈 평션의 특징추출 과정을 단계별로 설명한다. 3장에서는 새로운 표본화 알고리즘을 제안하고 성능비교를 위한 사이즈 평션간의 거리비교방법을 설명한다. 4장에서는 회전, 물체이동, 크기변화와 같은 기하학적 변형에 불변한지에 대해서 실험 및 결과를 분석하고 제안한 방식과 비교한다. 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

2. 사이즈 평션의 특징추출

사이즈 평션을 이용하여 물체의 특징을 추출하고 비교하기 위한 과정은 전처리 과정과 사이즈 평션 처리과정 마지막으로 유사도를 측정하는 과정의 세 부분으로 구성된다. 그림 1은 전체적인 처리과정을 도시한다.

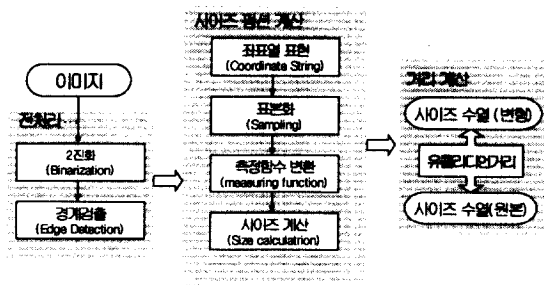



그림 1. 사이즈 평션 특징추출 과정 및 거리계산

전처리는 배경과 물체를 분리해내기 위한 2진화 과정과 윤곽선을 추출하는 경계검출 과정을 포함한다. 2진화는 Otsu 방법을 사용한다[10]. 그리고 물체의 윤곽선 검출은 그림 2의 8방향 라플라시안 마스크를 이용하여 검출한다. 그림 4-(a)는 2진화된 영상이고 그림4-(b)는 윤곽선 검출된 영상이다.

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

그림 2. 8방향 라플라시안 마스크

사이즈 평션 과정은 추출된 윤곽선을 특징값으로 쓰이는 사이즈 행렬로 변환하는 과정이다. 사이즈 평션 처리를 행하기 위해서는 윤곽점들이 물리적으로 이웃해야 하지만 전처리에서 얻은 윤곽점들은 행열주사방식(raster scan)으로 경계검출 되었기 때문에 물리적으로 이웃하지 않는다. 따라서 좌표열로 변환하여 윤곽선을 추적한다. 좌표열은 윤곽선을 따라가면서 점들의 좌표를 순서대로 나열하는 방법이며 8방향 성분에 각기 다른 우선순위를 둔다. 주어진 윤곽선을 따라 추적되는 좌표열을 S라 하면 S는 식(3)과 같이 표현할 수 있으며 그림 3은 윤곽선 추적을 위한 8방향 우선순위를 나타낸다.

$$S = [(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), (x_4, y_4), .. (x_n, y_n)] \quad (1)$$

⑧	①	②
⑦	●	③
⑥	⑤	④

그림 3. 윤곽선 추적을 위한 우선순위(시계방향)

좌표열로 구성된 윤곽점들의 수는 물체의 크기나 종류에 따라 달라지게 되므로 윤곽점들을 표본화하여야 한다. 윤곽선을 표본화하기 위해서는 윤곽선을 이루는 전체 점들의 수를 구한 후 목표로 하는 표본수로 나누면 적절한 표본화 계수를 얻을 수 있다. 예를 들어 전체 윤곽점이 1000개이고 200개의 점으로 표본화하려 한다면 5개의 점 당 하나의 점을 유지하면 되므로 표본화계수는 5가된다. 그림 4-(c)는 표본

화된 윤곽선을 보여준다.

측정함수의 선택은 사이즈 평션 계산과정에서 가장 중요한 부분으로 어떤 불변특성을 가지게 할 것이냐에 따라 결정된다. 본 논문에서는 물체의 회전, 이동에 불변하는 특징값이 필요하므로 '물체중심에서의 거리'를 사용한다. 물체의 회전과 이동에도 윤곽점들과 중심의 상대적인 거리가 변하지 않는 특성이 있다. 그림4-(d)에서 보이는 니퍼 이미지의 중앙에 보이는 ●가 물체의 중심이며 측정함수로써 '물체중심으로부터의 거리'를 정규화 한 값을 사용하고 이를 Φ로 표현한다. 식(2)는 물체의 중심을 구하는 식이다.

$$center\ (x,y) = \left(\sum_{i=1}^{N} \frac{P(i)_x}{N},\ \sum_{i=1}^{N} \frac{P(i)_y}{N} \right) = (\bar{x}, \bar{y}) \quad (2)$$

식(3)는 물체의 중심점을 기준으로 표본화 된 임의의 점 i까지의 거리를 계산한다.

$$d_i = \sqrt{(x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

식(4)은 거리를 최대거리 최소거리를 이용하여 정규화 한다.

$$\phi_i = \frac{d_i - d_{\min}}{d_{Max} - d_{\min}} \quad (4)$$

그림4-(d)의 그래프는 모든 점을 지나는 경로를 가지고 있으므로 "연결되었다"고 한다. 그림4-(f)은 a와 b의 두 변수에 의해 짙은 회색영역과 엷은 회색영역으로 구분되는데 엷은 회색영역은 b보다 작고 a보다는 큰 꼭지점들을 짙은 회색영역은 a보다 작은 꼭지점들을 나타낸다. 이때 사이즈 값은 그림에서 보는 엷은 회색영역 즉, b보다 작고 a보다 큰 값을 가지는 꼭지점들로 구성되는 연결성분들의 수를 말한다. 그림4-(g)는 (a, b)에서의 연결성분(connected component)들을 보여주며 (a, b)에서의 사이즈 값은 6이 된다. 사이즈 값은 0보다는 큰 자연수 N으로 표현된다. 따라서 사이즈 평션 $L(a, b)$은 식(5)으로 표현된다.

$$L(a, b) = N,\ (a < b) \quad (5)$$

여기서 a값은 b값보다 작거나 같아야 하고 a와 b값은 기하공간(euclidean space)의 좌표값이 아니라 측정함수 공간의 값이다. (a, b)에서의 사이즈 값은 연결성분의 수로 표현되며 다음 알고리즘으로 표현된다.

- b보다 큰 값을 지니는 윤곽점을 삭제한다.
- a값보다 작은 값을 지니는 윤곽점을 삭제한다.
- a값보다 작은 값으로 연결되는 점을 지닌 연결성분의 개수를 센다.
  단, 시작점과 끝점은 연속이다.
- $a<b$를 만족하는 모든 공간에 대하여 연결성분의 개수를 세어 행렬을 만든다.

위의 과정을 통해서 N×N의 사이즈 행렬이 생성된다. 그림 4-(g)는 알고리즘을 적용했을 때 얻어지는 연결성분들을 나타낸다. 그림 4-(h)는 $a < b$를 만족하는 모든 범위의 사이즈 값을 나타낸 사이즈 행렬이고 밝은 부분은 사이즈 값이 큰 곳이며 어두운 부분일수록 사이즈 값이 작은 부분이다.

마지막으로 유사도측정 과정에서는 원본과 변형된 이미지의 사이즈 행렬을 비교하여 유클리디언 거리를 구한다.

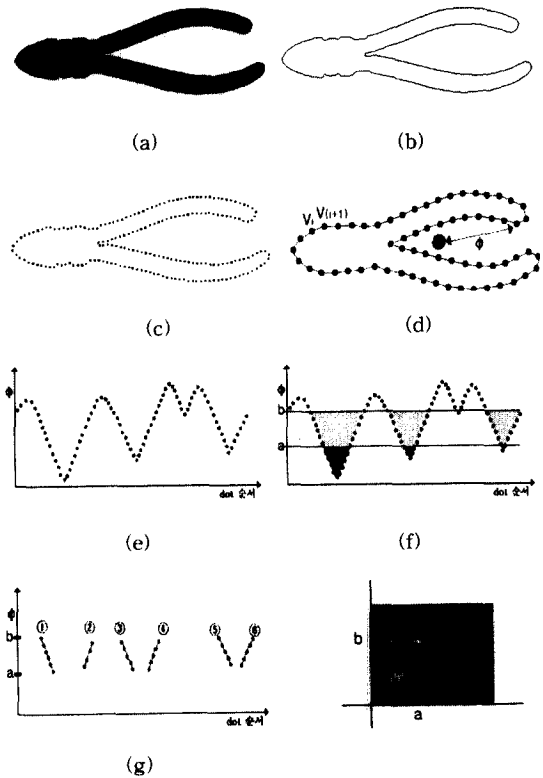



그림 4. 사이즈 행렬 추출과정

(a) 2진화된 이미지, (b) 경계 검출된 이미지, (c) 표본화된 이미지, (d) 측정함수 선택 및 거리, (e) 측정함수공간으로 변환된 그래프, (f) 측정함수의 변량 a, b설정, (g) a보다 크고 b 보다 작은 사이즈 값, (h) $a < b$을 만족하는 모든 사이즈 값.

3. 제안한 표본화 알고리즘 및 거리계산

기존의 표본화 방법은 물체를 이루는 모든 윤곽점의 수를 계산하고 목표로 하는 표본수로 나누어 표본화 계수를 정한다. 하지만 물체를 이루는 윤곽선은 대각선을 점으로 표현할 때 수직 또는 수평으로 나란한 직선을 표현할 때보다 적은 개수의 점을 필요로 한다. 왜냐하면 디지타이징된 이미지에서의 하나의 점은 가로와 세로의 크기가 1인 사각형이므로 45° 로 기울어진 대각선을 표현할 때는 한 개의 점이 $\sqrt{2}$의 거리를 표현하기 때문이다. 그림 5-(a)의 윤곽선은 총 11개의 점으로 구성되어 있다. 만일 3개의 점으로 기존의 방법으로 표본화하려고 한다면 5개의 점을 건너서 점1, 점6, 점11이 선택되어 진다. 그림 5-(b)를 보면 점1과 점6 사이의 실제 거리는 $5\sqrt{2}$인데 반해 점6과 점11 사이의 거리는 5가 된다. 따라서 상당한 에러가 발생하므로 에러를 막기 위하여 윤곽선을 좌표열로 변환할 때 대각방향인 좌상, 좌하, 우하, 우상의 4개의 대각선 방향에 대하여 $\sqrt{2}$의 가중치를 곱하여 전체 윤곽선의 거리를 구한다. 그후에 전체 윤곽선 거리를 표본화수로 나누어 어떤 점이 표본화할 때 선택될 것인지를 결정한다. 그림 5-(c)는 제안된 표본화 방법에 의해서 점1, 점5, 점11이 선택됨을 보이며 그림 6은 제안한 표본화 마스크이다.

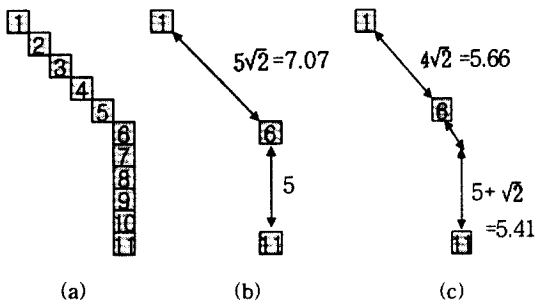



그림 5. 표본화 방법 비교
(a) 윤곽선, (b) 기존의 표본화, (c) 제안한 표본화

$\sqrt{2}$	1	$\sqrt{2}$
1	●	1
$\sqrt{2}$	1	$\sqrt{2}$

그림 6. 제안한 표본화 마스크

사이즈 함수의 처리 결과로 나온 N×N 크기의 사이즈행렬을 서로 비교함으로써 두 모델간의 거리를 계산할 수 있다. N×N 행렬은 자연수 스트링 S으로 나타낼 수 있으므로 두 모델간의 거리는 유클리디언 거리를 사용함으로써 그 유사성을 가늠해 볼 수 있다. 유클리디언 거리는 두 스트링 S_1 과 S_2의 i번째 원소끼리의 차를 제곱한 값을 모두 합한 값이 되므로 아래의 식 (7)으로 표현할 수 있다.

$$D_e = \sum_{i=1}^{M} (S_1(i) - S_2(i))^2 \quad (7)$$

N×N 행렬에서 $a>b$인 부분은 $a<b$의 중복이므로 필요가 없다. 따라서 스트링의 길이는 N×N/2의 크기로도 충분하게 된다. 그림 7은 망치이미지의 사이즈 행렬이며 $a>b$ 인 부분이 무시됨을 나타낸다. 또한 밝은 부분일수록 연결성분의 수가 많음을 뜻한다.

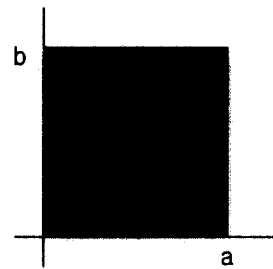



그림 7. 망치의 사이즈 행렬

4. 실험 및 결과

본 실험은 펜티엄II-400 PC 환경에서 C언어를 사용하여 구현하였다. 실험에는 512×512 크기의 그레이스케일 이미지를 사용하였다. 실험에서 모델로 사용되어진 물체는 드라이버, 망치, 니퍼와 같은 공구 영상들이며, 이들을 각각 전처리 한 다음 모델링하고, 변형된 영상과 원본영상 사이의 유클리디언 거리를 구해서 그 불변정도를 확인할 수 있었다. 사이즈 펑션의 장점은 무엇보다 비슷한 모양의 물체끼리는 사이즈 행렬 값이 차이가 적고 다른 물체와의 차이는 증가된다. 그림 8은 도구이미지들과 각각의 사이즈 행렬을 보여주는데 다른 이미지의 사이즈 행렬이다.

그림 9-(a)와 (b)는 각각 이미지의 회전변형과 크기변환에 대하여 기존의 표본화 방법을 사용하는 방법과 제안한 표준화 방법을 사용하여 나타난 결과를 비교한 것이다. 제안한 방법을 적용했을 때 기존의 방

(a) 니퍼 (b) 망치 (c) 드라이버

(d) 니퍼 (e) 망치 (f) 드라이버

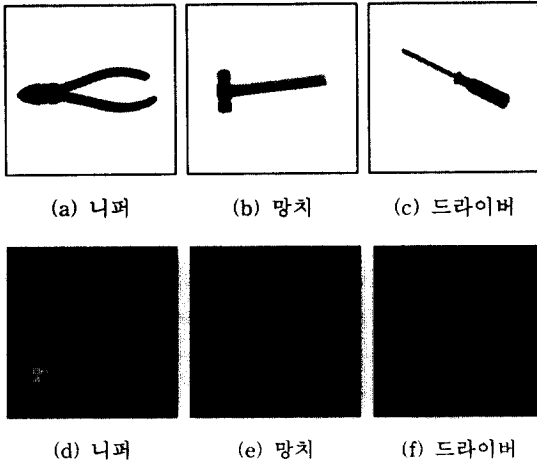



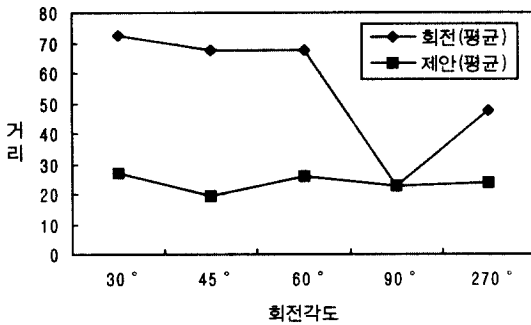
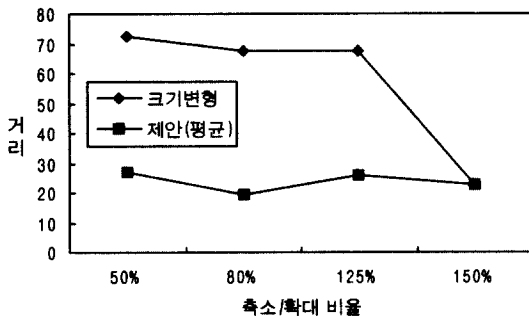
그림 8. 각 공구들과 각각의 사이즈 행렬 비교

(a)

(b)

그림 9. 제안한 표본화 방법에 의한 거리 비교
(a) 회전변형에 대한 기존방법과 제안한 방법의 비교
(b) 크기변형에 대한 기존방법과 제안한 방법의 비교

법보다 회전변형에 대해서는 평균 57%, 크기변환에서는 평균 91%정도의 거리축소를 나타낸다. 거리가 축소될수록 원본과 변형된 이미지의 특징이 거의 비슷하다는 의미이므로 제안한 방법은 기존의 방법보다 변형에 대한 불변특성이 우수하다고 할 수 있다.

표 1-(e)는 각종 도구간의 유클리디언 거리를 보여준다. 제안한 표본화 방법을 사용했을 때가 기존의 표본화 방법을 사용했을 때 보다 다른 종류의 도구들 사이의 거리를 더욱 크게하는 특성을 보인다. 기존의 표본화 방법을 사용했을 때 도구간 유클리디언 거리의 평균은 약 410이지만 제안한 방법을 사용하면 약 513로 나타난다. 그러므로 제안한 방법을 사용하면 다른 도구간의 특징은 더욱 달라지며 제안한 방법이 우수함을 나타낸다.

표 1. 제안한 표본화 방법 사용에 의한 거리 비교

특성 / 도구	회 전				
	30°	45°	60°	90°	270°
니 퍼	121	99	99	43	35
망 치	25	32	32	25	36
드라이버	72	72	72	0	72
평 균	72.66	67.66	67.66	22.66	47.66

(a) 표본화 - 회전

특성 / 도구	회 전				
	30°	45°	60°	90°	270°
니 퍼	67	45	45	43	35
망 치	14	14	33	25	36
드라이버	0	0	0	0	0
평 균	27.00	19.66	26.00	22.66	23.83

(b) 제안된 표본화 - 회전

특성 / 도구	크기 변환				이 동
	50%	80%	125%	150%	
니 퍼	10	0	10	0	0
망 치	0	0	2	0	0
드라이버	72	72	72	0	0
평 균	27.33	24.00	28.00	0.00	0.00

(c) 표본화 - 크기변환 및 이동

특성 / 도구	크기 변환				이 동
	50%	80%	125%	150%	
니 퍼	10	0	10	0	0
망 치	0	0	2	0	0
드라이버	0	0	0	0	0
평 균	3.33	0.00	4.00	0.00	0.00

(d) 제안된 표본화 - 크기변환 및 이동

비교 클래스	기존 방법	제안 방법
니퍼-망치	341	341
드라이버-망치	300	600
드라이버-니퍼	591	600
평균	410.66	514.32

(e) 도구들간의 유클리디언 거리

같은 물체의 변형에 대한 최대 거리값으로 물체 인식을 위한 문턱값으로 사용할 수 있는데 표1-(a)은 30° 회전된 니퍼이미지와 원본 니퍼이미지의 거리값이 67로 최대값을 보이므로 67보다 크고 다른 종류의 도구이미지간 유클리디언 평균값인 513보다 작은 값들 중에서 적절히 문턱값을 선택하면 변형이미지와 원본이미지가 동일물인지 판별할 수가 있다.

표1-(b)와 (d)를 보면 사이즈 펑션이 물체의 회전보다는 크기변화에 보다 작은 유클리디언 거리값을 보이므로 물체의 회전보다 크기변화에 강한 특성을 보인다. 표1-(c)와 (d)를 보면 물체의 이동에 관해서는 거리값이 변화가 없으므로 매우 강한 불변특성을 보였다.

5. 결 론

본 논문에서는 사이즈 펑션에 기반한 개선된 모양 표기자를 제안하고 실제로 구현할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 기존의 사이즈 펑션 처리과정의 표본화 방법에 의해서 윤곽선은 정확하게 표본화가 되지 않는데 이것은 대각선방향으로 추적되는 한 점이 $\sqrt{2}$의 거리를 갖기 때문이다. 때문에 오류를 막기 위해서 본 논문에서는 대각방향으로 이동하는 윤곽선에 $\sqrt{2}$의 가중값을 두었다. 시뮬레이션을 위해서 사용된 이미지는 공구이미지를 사용하였으며 각각의 영상에 사이즈 펑션 적용하여 각 영상의 물체들의 사이즈 행렬을 구했고, 이 값들을 기반으로 물체를 회전, 이동, 크기변환 등의 변형에 얼마나 민감한가를 테스트하기 위하여 원본이미지와 변형된 이미지의 사이즈 행렬간에 유클리디언 거리를 계산하여 유사도를 측정 비교하였다. 실험을 통해서 물체의 회전, 이동, 크기변화와 같은 변형에도 충분한 불변특징을 갖도록 하기 위해서 '중심으로부터의 거리'라는 측정함수를 선택했으며 결과를 통해 볼 때 기존의 표본화 방법보다 제안한 표본화 방법을 사용하여 원본과 변형이미지간의 유클리디언 거리를 측정했을 때 회전에 대해서 약 57%, 크기변형에 대해서는 약 91%정도 개선되었다. 추출된 사이즈 행렬은 물체의 윤곽선을 표현하는 특징값이다. 따라서 적절한 신경망 분류기나 색인구조가 더해진다면 여러 분야에 응용 가능한 인식시스템이나 내용기반 검색시스템을 구축할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

[1] H. Freeman, "On the encoding of arbitrary geometric configurations", IRE Trans. Electron. Comput. EC-10, pp. 260-268. June 1961.

[2] J. Koplowitz, "On the performance of chain codes for quantization of line drawings", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. PAMI-3, pp. 180-185. March 1981.

[3] J. Saghri, H. Freeman, "Analysis of the precision of generalized chain codes for the representation of planar curves", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. PAMI-3 pp. 533-539. September, 1981.

[4] D. Neuho, K. Castor, "A rate and distortion analysis of chain codes for line drawings", IEEE Trans. Inform. Theory IT-31, pp. 53-68. January, 1985.

[5] 이희승 저, "영상 인식" 생능출판사, pp. 229-259, 1993.

[6] Hu MK, "Visual pattern recognition by moment invariants", IRE Trans. Information Theory 8, pp. 179-187. 1962.

[7] P. Frosini, "Measuring shapes by size functions", Proc. SPIE on Intellignet Robots and Computer Vision X: Algorithms and Techniques, Boston MA, vol 1607, pp. 122-133. 1991.

[8] A.Verri, C.Uras "Metric topological approach to shape representation and recognition", Image and Vision Computing, vol 14, pp. 189-207. 1996.

[9] C. Uras, A.verri "Computing Size Functions from Edge Maps", International Journal of Computer Vision, vol 23(2), pp. 169-183. 1997.

[10] 이지용, 이병곤, "로버트와 화상처리를 이용한 위험기계의 loading 작업", 산업안전학회지, Vol. 9, No. 1, pp. 31-39, 1994.

임 헌 선

1998년 충북대학교 정보통신공학과 졸업(공학사)
2001년 충북대학교 정보통신공학과 졸업(공학석사)
2001년 2월~현재 (주)한솔텔레컴 근무
관심분야 : 얼굴인식, 컴퓨터비전, 내용기반 영상검색
E-mail : overself@hansol.co.kr

안 광 일

1999년 충북대학교 정보통신공학과 졸업(공학사)
2001년 충북대학교 정보통신공학과(공학석사)
2001년 1월~현재 (주) 대신증권 근무
관심분야 : 내용기반 영상검색, 패턴인식, 컴퓨터비젼
E-mail : aki720@hanmail.net

안 재 형

1981년 충북대학교 전기공학과 졸업(공학사)
1983년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사)
1992년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학박사)
1987년~현재 충북대학교 전기전자공학부 교수
관심분야 : 영상통신 및 영상정보처리, 멀티미디어 제작 및 정보제공, 인터넷 통신 및 프로그래밍
E-mail : jhahn@cbucc.chungbuk.ac.kr